

# 基于 DS-Adaboost 算法的人脸检测

叶俊 张正军

(南京理工大学理学院统计与金融数学系 南京 210094)

**摘要** 针对连续 Adaboost 算法中平滑因子选取的不足,提出了一种动态选取平滑因子的 DS-Adaboost 算法,该算法对弱分类器输出中的平滑因子  $\epsilon$  进行了动态选取,根据  $\frac{W_{+1}^i}{W_{-1}^i}$  比值的大小动态地选择平滑因子,当  $\frac{W_{+1}^i}{W_{-1}^i} > 1$  时,  $\epsilon_j = W_{+1}^i$ , 当  $0 < \frac{W_{+1}^i}{W_{-1}^i} < 1$  时,  $\epsilon_j = W_{-1}^i$ 。实验表明,DS-Adaboost 算法能较好地起到平滑的作用,使得落在同一个区间里面的正样本和负样本的比例都在可以比拟的范围内。

**关键词** 连续 Adaboost 算法,平滑因子,权重更新,人脸检测

## Face Detection Based on DS-Adaboost Algorithm

YE Jun ZHANG Zheng-jun

(Department of Statistics and Financial Mathematics, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

**Abstract** Focusing on the disadvantages of the Real Adaboost algorithm selected smoothing factor. This article proposes DS-Adaboost algorithm, this algorithm dynamic select smoothing factor in weak classifier output, According to the size of the ratio of  $\frac{W_{+1}^i}{W_{-1}^i}$  dynamic selected smoothing factor. When  $\frac{W_{+1}^i}{W_{-1}^i} > 1$ ,  $\epsilon_j = W_{+1}^i$ ,  $0 < \frac{W_{+1}^i}{W_{-1}^i} < 1$ ,  $\epsilon_j = W_{-1}^i$ . The experimental results indicate that the DS-Adaboost algorithm can better play the role of balance, make the proportion of two types of samples are within can match.

**Keywords** Real Adaboost algorithm, Smoothing factor, Weight update, Face detection

## 1 引言

人脸检测是指对于任意一幅给定的图像,采用一定的策略对其进行搜索以确定其中是否含有人脸,如果是则返回人脸的位置、大小和姿态<sup>[1]</sup>。人脸检测问题最初来源于人脸识别,但又不局限于人脸识别,近年来人脸检测由于在会议电视、视频监控、视频压缩编码等领域的广泛应用,因此开始作为一个独立的课题受到日益广泛的关注。长期以来人脸检测受到检测的精度和检测的速度困扰,直到 20 世纪 90 年代,Viola<sup>[2]</sup>提出了基于 Haar 特征的 Adaboost 算法的人脸检测,极大地提高了人脸检测的速度和精度。

Adaboost 算法是 Freund<sup>[3]</sup>等人提出的一种自适应的 boosting 算法,该算法利用大量的分类能力一般的简单(弱)分类器(Basic Classifier)通过一定的方法叠加(Boost)起来,构成一个分类能力较强的强分类器(Strong Classifier)。但最终构成强分类器的弱分类器及其系数并不是最优的。而且对于侧面及多人脸图像检测正确率不高。Schapire 等<sup>[4]</sup>对 Adaboost 加以改进,将其从处理离散二值判定规则,即输出为  $\pm 1$ ,推广到处理具有连续置信度输出的弱分类器,使其能够更精确地刻画分类边界。具有连续致信度输出的弱分离器可以看作是样本空间  $X$  到  $R$  的映射,即

$$H = \{h: X \rightarrow R\}$$

而  $\text{sign}[h(x)] \in \{-1, +1\}$  是对样本  $x \in X$  类别的判定,

$|h(x)| \in [0, +\infty]$  代表判定的确定程度。Schapire 等<sup>[4]</sup>还讨论了如何针对 Adaboost 算法设计弱分类器的连续置信度输出,从而改进选择  $h_i$  的方式,使得收敛更快。为了与 Freund 等<sup>[3]</sup>的 Adaboost 相区别,称 Schapire 等<sup>[4]</sup>改进后的 boost 算法为连续 Adaboost 算法。

## 2 连续 Adaboost 人脸检测

连续 Adaboost 人脸检测是一种基于积分图、级联检测器和连续 Adaboost 算法的方法,而连续 Adaboost 算法<sup>[4]</sup>是它的核心内容。连续 Adaboost 算法的基本思想是:每一次迭代循环在当前的权重分布上找到一个具有最小错误率的弱分类器,然后调整权重分布,当弱分类器对某些样本分类正确时,则减少这些样本的权重;反之,当对某些样本错误分类时,则增加这些样本的权重,以突出分类错误的困难样本,使学习算法在后续的学习过程中更加重视这些被错误分类的样本。根据连续 Adaboost 算法最后选取  $T$  个弱分类器,然后根据它们的分类能力组合为一个强分类器。

## 3 DS-Adaboost 算法

### 3.1 连续 Adaboost 算法中的弱分类器输出

$$\forall x \in X_j, h(x) = \frac{1}{2} \ln \left( \frac{W_{+1}^i + \epsilon}{W_{-1}^i + \epsilon} \right), j=1, \dots, n, \text{ 此处的平滑}$$

本文受国家自然科学基金青年项目(11001132)资助。

叶俊(1988-),男,硕士,主要研究方向为图像处理技术及应用;张正军(1965-),男,博士,副教授,主要研究方向为图形技术与图像处理。

因子  $\epsilon$  为一个定值, 为了下面叙述方便令  $G_j = \frac{W_{+1}^j}{W_{-1}^j}$ ,  $S_j =$

$\ln(\frac{W_{+1}^j}{W_{-1}^j})$ ,  $G_j$  表示正负样本在该样本子空间内的比值, 由  $G_j$ ,

$S_j$  的取值有以下 4 种情况:

(1) 当  $0 < G_j < 1$  时,  $-\infty < S_j < 0$ , 则此时该样本子空间中的样本通过  $S_j$  都被判定为负样本。

(2) 当  $1 < G_j < +\infty$  时,  $0 < S_j < +\infty$ , 则此时该样本子空间中的样本通过  $S_j$  都被判定为正样本。

(3) 当  $1 \ll G_j < +\infty$  或  $G_j = +\infty$  (此时说明  $G_j$  极大) 时,  $0 \ll S_j \leq +\infty$ , 虽然此时该样本子空间中的样本也被判定为正样本, 但是此时输出值  $S_j$  太大, 这样在更新权重时, 此子空间中被错分样本的权重会过分地大。

(4) 当  $0 < G_j < 1$  时,  $-\infty < S_j \ll 0$ , 虽然此时该样本子空间中的样本被判定为负样本, 但是此时输出值  $S_j$  太大, 这样在更新权重时, 此子空间中被错分样本的权重也会过分地小。

由以上的分析可知若没有平滑因子, 则当  $G_j$  的取值为后面两种情况时, 会造成对错分特征值的过学习现象, 为了防止这种过学习现象的发生, 我们在  $S_j$  中引入了平滑因子  $\epsilon$ , 下面通过理论进行说明:

设  $l, p, q$  为 3 个正数: ① 当  $0 < \frac{l}{p} < 1$  时,  $\frac{l+q}{p+q} - \frac{l}{p} = \frac{q(p-l)}{p(p+q)} > 0$ , 所以  $\frac{l+q}{p+q} > \frac{l}{p}$ ; ② 当  $\frac{l}{p} > 1$  时,  $\frac{l+q}{p+q} - 1 = \frac{l+q-p+q}{p+q} = \frac{l-p}{p+q} > 0$ ,  $\frac{l+q}{p+q} - \frac{l}{p} = \frac{q(p-l)}{p(p+q)} < 0$ 。由上可知  $1 < \frac{l+q}{p+q} < \frac{l}{p}$ , 说明  $q$  确实起到了平滑的作用, 但是随着  $l/p$

的变化,  $q$  的值也应该随之变化, 而在连续 Adaboost 算法中  $\epsilon$  是定值, 这样忽视了算法对不同特征值的过学习程度,

因此本文提出了 DS-Adaboost 算法: 当  $\frac{W_{+1}^j}{W_{-1}^j} > 1$  时,  $\epsilon_j = W_{+1}^j$ ,

当  $0 < \frac{W_{+1}^j}{W_{-1}^j} < 1$  时,  $\epsilon_j = W_{-1}^j$ 。下面通过理论说明  $\epsilon_j$  的平滑作用:

① 若  $0 \ll \frac{W_{+1}^j}{W_{-1}^j} < 1$  时, 则  $0 \ll \frac{W_{+1}^j + \epsilon_j}{W_{-1}^j + \epsilon_j} = \frac{W_{+1}^j + W_{-1}^j}{2W_{-1}^j} < 1$ 。

② 若  $1 < \frac{W_{+1}^j}{W_{-1}^j} \ll +\infty$  时, 则  $1 < \frac{W_{+1}^j + \epsilon_j}{W_{-1}^j + \epsilon_j} = \frac{2W_{+1}^j}{W_{-1}^j + W_{+1}^j} \ll +\infty$ 。

③ 若  $0 < \frac{W_{+1}^j}{W_{-1}^j} \ll 1$  时, 此时  $W_{+1}^j \ll W_{-1}^j$ , 则  $0 < \frac{W_{+1}^j + \epsilon_j}{W_{-1}^j + \epsilon_j} = \frac{W_{+1}^j + W_{-1}^j}{2W_{-1}^j} < \frac{1}{2}$ 。

④ 若  $\frac{W_{+1}^j}{W_{-1}^j} \gg 1$  时, 此时  $W_{-1}^j \ll W_{+1}^j$ , 则  $2 < \frac{W_{+1}^j + \epsilon_j}{W_{-1}^j + \epsilon_j} = \frac{2W_{+1}^j}{W_{-1}^j + W_{+1}^j} \ll +\infty$ 。

由上面的分析可知, 当  $W_{+1}^j, W_{-1}^j$  很悬殊时, 平滑因子  $\epsilon_j$  的作用非常明显。

**3.2 DS-Adaboost 算法**

给定训练样本集合  $S = \{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\}$ , 弱分类器空间  $H, x_i \in X, y_i = \pm 1, i = 1, \dots, m, y_i$  为类别标签,  $m$  为训练样本总数。初始化样本概率为  $D_1(i) = \frac{1}{m}, i = 1, \dots, m$ 。

For  $t = 1, \dots, T$ :

1. 对  $H$  中的每个弱分类器  $h$  作如下操作:

① 对样本空间  $X$  进行划分, 得到  $X_1, X_2, \dots, X_n$ ;

② 在训练样本的概率分布  $D_t$  下, 计算:

$$W_i = \sum_{j=1}^m p\{x_i \in X_j | y_i = l\}, l = \pm 1, j = 1, \dots, n$$

③ 设置弱分类器在这个划分上的输出:

$$\forall x \in X_j, h(x) = \frac{1}{2} \ln\left(\frac{W_{+1}^j + \epsilon_j}{W_{-1}^j + \epsilon_j}\right), j = 1, \dots, n$$

其中,  $\epsilon_j = \begin{cases} W_{+1}^j & W_{+1}^j > W_{-1}^j \\ W_{-1}^j & W_{-1}^j > W_{+1}^j \end{cases}$  为一动态的正常数。

④ 计算归一化因子:

$$Z = 2 \sum_{j=1}^n \sqrt{W_{+1}^j W_{-1}^j}$$

2. 在弱分类器空间选择一个  $h_t$ , 使得  $Z$  最小化

$$Z_t = \min_t Z$$

$$h_t = \arg \min_{h \in H} Z$$

3. 更新训练样本概率分布

$$D_{t+1}(i) = D_t(i) \frac{\exp[-y_i h_t(x_i)]}{Z_t}, i = 1, \dots, m$$

其中,  $Z_t$  为归一化因子, 使得  $\sum_{i=1}^m D_{t+1}(i) = 1$ 。

最终的强分类器  $H$  为:

$$H(x) = \text{sign}\left[\sum_{i=1}^N h_i(x) - b\right]$$

其中,  $b$  为手动设定的阈值, 默认为 0。

## 4 实验结果与分析

### 4.1 训练误差与分析

图 1 和图 2 的训练样本集一样, 都采用了 MIT 样本库中的 300 个人脸样本和 600 个非人脸样本, 样本全部归一化为  $20 \times 20$  像素。通过分析弱分类器个数与样本的训练误差关系图可知 DS-Adaboost 算法随着训练次数的增加, 样本的训练误差不断地减小, 而连续 Adaboost 算法出现了过学习现象。

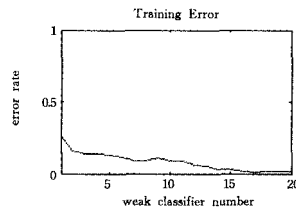


图 1 DS-Adaboost 算法与训练误差的关系图

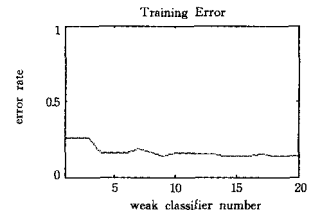


图 2 连续 Adaboost 算法与训练误差的关系图

图 1 DS-Adaboost 算法与训练误差的关系图 图 2 连续 Adaboost 算法与训练误差的关系图

### 4.2 检测结果与分析

图 3 是利用网上下载的 MIT 样本库中的 200 个人脸样本和 400 个非人脸样本作为实验数据集, 其中训练样本中包括 100 个人脸样本和 200 个非人脸样本, 测试样本中包括 100 个人脸样本和 200 个非人脸样本, 样本全部归一化为  $20 \times 20$  像素。通过训练得到由 100 个弱分类器组成的强分类器, 对测试集合进行测试。图中的曲线表示随着弱分类器个数的增加, 分类器对测试集的错误率波动曲线。

图 4 是由 400 个人脸样本和 800 个非人脸样本作为实验

(下转第 324 页)

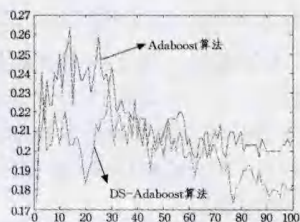
den Markov Models[C]//Proc. International Conference Medical Image Understanding and Analyses, June 2006

- [9] Muller H, Michoux N, Bandon D, et al. A review of content-based image retrieval systems in medical applications-clinical benefits and future directions[J]. International Journal of Medical Informatics, 2004, 73: 1-23
- [10] Bhattacharya A, Ljosa V, Pan Jia-yu, et al. ViVo: Visual Vocabulary Construction for Mining Biomedical Images[C]//Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on Data Mining (ICDM), 2005

- [11] Ojala T, Pietikainen M. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971-987
- [12] 周明全, 耿国华, 韦娜. 基于内容图像检索技术[M]. 北京: 清华大学出版社, 2007
- [13] 陆建江, 张亚非, 徐伟光. 智能检索技术[M]. 北京: 科学出版社, 2009

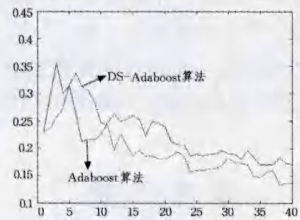
(上接第 319 页)

数据集, 其中, 训练样本中包括 200 个人脸样本和 400 个非人脸样本, 测试样本中包括 200 个人脸样本和 400 个非人脸样本, 样本全部归一化为  $20 \times 20$  像素。通过训练得到由 40 个弱分类器组成的强分类器, 对测试集合进行测试。图中的曲线表示随着弱分类器个数的增加, 分类器对测试集合的错误率波动曲线。



横坐标: 弱分类器个数 纵坐标: 检测率(%)

图 3 检测率与弱分类器数目的关系图



横坐标: 弱分类器个数 纵坐标: 检测率(%)

图 4 检测率与弱分类器数目的关系图

从上面的两个波动曲线图可以清楚地看到, 绿色曲线代表的是 DS-Adaboost 算法, 蓝色曲线代表连续 Adaboost 算法, 改进的算法随着分类器个数的增加, 错误率下降得更快。最后利用网上下载的 MIT 样本库中的 2706 个人脸样本和 4481 个非人脸样本作为实验数据集, 其中训练样本集合包括 1500 个人脸样本和 3000 个非人脸样本, 训练得到由 100 个弱分类器组成的强分类器, 对测试集合进行了检测, 结果如表 1 所列。

表 1 DS-Adaboost 算法与连续 Adaboost 算法的实验结果对比

方法	检测率	误检率
连续 Adaboost 算法	84.66%	2.10%
DS-Adaboost 算法	86.57%	1.32%

### 4.3 算法的局限性

由上面的实验结果对比图可以很清晰地看出本文的算法不但在检测率方面有一定的提高, 在误检率方面也有大幅度地降低。所以从总体上来说本文所改进的算法取得了比较好的结果, 跟我们前面所分析的基本吻合, 但是依然没有解决训练时间的问题, 本文和其它同类型的检测方法一样, 依然要花

很大一部分时间在训练弱分类器上面, 这也正是这种算法的局限性, 如何能够有效地提高训练速度才是至关重要的一个环节, 就目前来看只能寄希望于好的电脑配置来解决这个问题。

### 4.4 人脸检测系统

本文利用 matlab 语言构建了一个由 15 层强分类器组成的级联分类器的人脸检测系统, 每层强分类器的误检率不超过 0.5, 检测率不低于 0.95, 最后我们训练的级联分类器的最终检测率为  $0.95^{15} \approx 0.928$ , 误检率为  $0.5^{15} \approx 0.003\%$ 。

图 5—图 7 是一些检测结果的效果图。

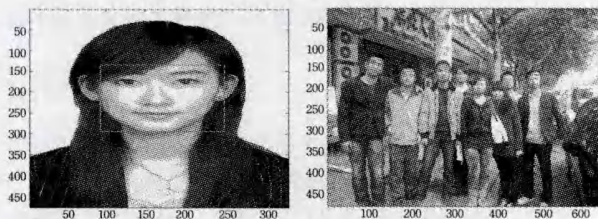


图 5

图 6

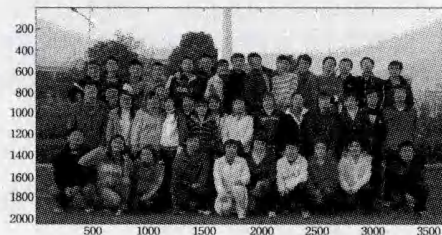


图 7

**结束语** 针对连续 Adaboost 算法中平滑因子选取的不足, 本文提出了一种动态选取平滑因子的 DS-Adaboost 算法, 该算法对弱分类器输出中的平滑因子  $\epsilon$  进行了动态选取, 根据  $\frac{W_{t+1}}{W_t}$  比值的大小动态地选择平滑因子。实验表明, DS-Adaboost 算法能较好地起到平滑作用, 使得在同一区间里面的正负样本比例都在可以比拟的范围内。

### 参考文献

- [1] 李月敏, 陈杰, 高义, 等. 快速人脸检测技术综述[C]//全国 16 届计算机科学与技术应用学术论文集. 2004: 771-774
- [2] Viola P, Jones M J. Robust Real-Time Face Detection[J]. International Journal of Computer Vision, 2001, 57(2): 137-154
- [3] Freund Y, Schapire R E. Experiments with a New Boosting Algorithm[J]. IEEE Computer Society, 1996, 43(4): 148-156
- [4] Schapire R E, Singer Y. Improved boosting algorithms using confidence-rated predictions[C]//Proceedings of 11<sup>th</sup> Annual Conference on Computational Learning Theory, 1998: 80-91